第 52 卷 第 4 期：1738-1749 高电压技术 Vol.52, No.4: 1738-1749
2026 年 4 月 30 日 High Voltage Engineering April 30, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20250557

台风雨洪灾害链下配电变压器停电机理-数据协同时空预测

李忠达[1]，侯　慧[1]，吴文杰[2]，魏瑞增[3]，李正天[4]，林湘宁[4]
（1. 武汉理工大学自动化学院，武汉 430070；2. 国网江西省电力有限公司南昌供电公司，南昌 330069；
3. 广东省电力装备可靠性重点实验室(广东电网有限责任公司电力科学研究院)，广州 510080；
4. 华中科技大学电气与电子工程学院，武汉 430074）

摘　要：针对当前台风引发电网暴雨洪涝(简称雨洪)次生灾害问题，提出一种停电机理-数据协同时空预测模型计算灾害下配电变压器停电概率。首先，利用水文水动力模型(InfoWorks integrated catchment management，InfoWorks ICM)构建无管网洪涝模拟系统，计算配电变压器点位的淹没深度，实现停电概率的初步评估。其次，基于配电变压器水淹机理模型对多层感知机损失函数进行约束修正，将水淹机理特征嵌入多层感知机训练过程，形成停电机理-数据协同时空预测模型。进一步，将电网数据、地理数据和气象数据输入停电机理-数据协同时空预测模型，实现配电变压器停电概率时间和空间精准预测。最后，以 2024 年超强台风“摩羯”影响下的广东省某市电网配电变压器为例进行实证分析。结果表明，所提出的停电机理-数据协同时空预测模型在显著提升预测精度的同时，大幅度减少了预测结果与理论机理的偏差。

关键词：台风雨洪灾害；配电变压器；数据驱动；机理修正；故障概率预测

Outage Mechanism-data Spatiotemporal Prediction Under Typhoon-rainstorm-flood Disaster Chain for Power Distribution Transformers

LI Zhongda[1], HOU Hui[1], WU Wenjie[2], WEI Ruizeng[3], LI Zhengtian[4], LIN Xiangning[4]
(1. School of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China; 2. Nanchang Power Supply Company, State Grid Jiangxi Electric Power Co., Ltd., Nanchang 330069, China; 3. Guangdong Key Laboratory of Electric Power Equipment Reliability(Electric Power Research Institute of Guangdong Power Grid Co., Ltd.), Guangzhou 510080, China; 4. School of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract：To address the issue of typhoon-induced rainstorm-flood secondary disasters in power grids, this study proposes an outage mechanism-data collaborative spatiotemporal prediction model to calculate the outage probability of power distribution transformers under rainstorm-flood disasters. First, a hydrodynamic model (InfoWorks ICM) is employed to construct an urban flood simulation system, calculating transformers inundation depths for preliminary outage probability assessment. Second, a mechanistic flooding model is integrated into a multilayer perceptron by con-straining its loss function, and hydrological mechanisms are embedded into data-driven training to establish the hybrid mechanism-data collaborative model. Third, in the model, the power grid and geographic and meteorological data are synthesized to achieve spatiotemporally outage predictions. Finally, an empirical analysis is conducted on the distribution trans-formers of a city’s power grid in Guangdong Province during Super Typhoon Yagi (2024). Results demonstrate that the proposed framework significantly improves prediction accuracy while reducing deviations from theoretical mechanisms.

Key words：typhoon-rainfall-flood disaster; distribution transformers; data - driven; mechanism-based correction; outage probability prediction

基金资助项目：国家自然科学基金重点项目(U22B20106)；南方电网科技项目(GDKJXM20231426(030000KC23120076))。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (U22B20106), Science and Technology Project of China Southern Power Grid (GDKJXM20231426(030000KC23120076)).

0　引言

台风、暴雨及洪涝灾害链是一个相互关联的灾害事件序列，通常由台风天气触发，导致一系列连续的灾害发生[1]。台风灾害除自身的强风会影响电网安全外，由其引发的暴雨洪涝(简称雨洪)等次生灾害也可能导致暴露在地势较低处的配电设施浸水，造成设备短路或损坏，影响电网的稳定性与可靠性[2-3]。2021 年台风“烟花”[4]、2022 年台风“暹芭”[5]以及 2023 年台风“泰利”[6]均引发了强降雨，导致大范围城市内涝积水，对电网的安全稳定运行构成了严重威胁[7]。

目前，电力设备的风险研究主要分为两类方法：基于数据驱动的方法及基于机理驱动的方法[8-9]。基于数据驱动的方法主要依赖大量的历史数据及实时监测数据，通过数据挖掘、机器学习和统计分析等技术得出设备风险概率[10]。文献[11]基于大量历史数据，运用蒙特卡洛方法模拟了台风灾害对电力元件的损毁概率，但其数据利用效率低，无法从历史数据中学习规律。文献[12]基于多源异构数据利用梯度提升决策树算法构建了台风灾害下配网 10 kV 杆塔受损数量预测模型；文献[13]采用改进的随机森林算法进行数据挖掘与分析，并构建了面向配电网杆塔的风险预警模型。文献[14]利用 6 种机器学习算法，建立 10 kV 杆塔受损空间分布预测模型。但上述研究对数据的依赖性较强，若数据存在缺失和噪声，或样本不平衡，可能会影响预测精度。文献[15-16]采用合成少数类过采样技术解决了少数类样本数量不足的问题，虽然在一定程度上解决了数据的质量与数量问题，但数据驱动方法通常被视为“黑箱”，无法从物理过程的角度解释灾害的发生和发展。

基于机理驱动的方法主要依赖于对系统内部过程的理解，通过建立机理模型，可以解释系统的物理特性[17]。文献[18]基于 Batts 风场模型对台风的近地面风场进行建模，分析其对输电走廊故障概率的影响；文献[19]采用 YanMeng 风场模型对台风风场中的力分布进行表征，并结合元件易损性曲线构建了输电系统的故障模型；文献[20]通过精细化有限元模型及大涡模拟，研究了台风下微地形和湍流强度对 500 kV 线路绕引跳线风偏的影响。上述文献基于风场建模来模拟台风灾害，进而进行线路的风险分析，但仅针对单一灾害进行建模，未考虑次生灾害的影响。文献[21]通过机理建模分析了台风及暴雨对电网故障率的时空影响；文献[22]建立台风与暴雨荷载模型，基于结构可靠性理论评估故障概率，推导台风及暴雨倒塔、断线概率等表达式。机理驱动的风险研究虽可解释输入与输出的关系，但知识提取能力有限且模型复杂难以校准,另外上述文献也未考虑台风暴雨引发的洪涝灾害。

对于台风灾害链引发的雨洪次生灾害，利用水文水动力耦合模型可以更准确地预测洪水的时空分布[23]。水文水动力模型作为传统水文学及水力学领域中的重要工具，目前在开源模型及商业软件方面均已发展成熟[24]。此类模型广泛涵盖一维(1D)[25]、二维(2D)[26]以及三维(3D)[27]水力建模技术，并且具备构建高精度降水气象模型与城市排水模型的能力。水文水动力模型(InfoWorks integrated catchment management，InfoWorks ICM)通过模拟不同降雨条件下的排水系统运行情况，即使在没有管网信息的情况下，也能进行研究区域的洪涝模拟[28]。

综上，现有研究多聚焦台风强风对电网的影响，而对雨洪次生灾害分析不足。配电设备风险研究中，数据驱动模型预测结果可能违背物理定律，机理模型则知识提取能力有限且模型复杂难校准。为解决上述问题，本文提出一种停电机理-数据协同时空预测模型(outage mechanism - data collaborative spatiotemporal prediction, OM-DCSP)，主要贡献包括 1）利用电气、水文与气象等多学科交叉视角，构建台风雨洪灾害链下配电变压器风险评估完整体系。2）针对传统数据驱动模型“黑箱特性”导致物理可解释性差、机理模型泛化能力弱的痛点，提出基于水淹停电机理的损失函数修正方法，构建“机理-数据”双驱动的配电变压器停电概率预测框架。3）提出停电机理-数据协同时空预测模型(OM-DCSP)，突破传统洪涝模拟对管网数据的强依赖，同时实现配电变压器停电概率的时空双维预测。

1　台风雨洪灾害链

为清楚理解台风灾害链下雨洪灾害的演化机理，首先确定台风灾害链的定义。台风灾害链指以台风系统为“链首能量源”，通过“天气-水文-地质-工程-社会”多要素的级联、放大与反馈作用，在时空上依次触发或加剧一系列次生、衍生灾害，最终形成对人类社会和自然系统造成综合损失的链式灾害过程。

雨洪灾害是台风灾害链的一个重要分支，通常由台风天气触发，导致一系列连续的灾害发生。首先，台风登陆引发短时强降雨；随后，暴雨在低洼地区汇流形成洪涝；最终，洪水冲击可能造成电网设备损毁。在这个灾害链中，各种灾害事件相互影响，共同构成了一个复杂的灾害系统，每个环节都可能导致严重的后果，并对电网设备造成影响，其对电网的影响如图 1 所示。

台风接近或登陆沿海地区时，会带来破坏性的风力和暴雨，台风所导致的暴雨强度随台风眼的距离变化，呈现“眼壁峰值—外围次峰值—远距离波动”三段式特征[29]。台风带来的短时超量降雨可迅速超过城市排水系统的设计能力，导致地表径流急剧增加，形成城市内涝，对电网设备构成严重威胁。

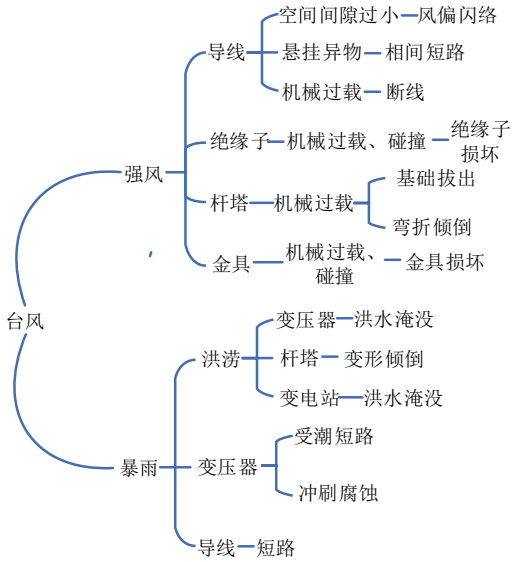


图 1 台风灾害链下雨洪对电网设备的影响

Fig.1 Impacts of rainstorm-induced flooding on power grid equipment under typhoon disaster chain

2 机理-数据协同时空预测模型框架

配电设备数量繁多，分布较广，并且往往暴露在户外环境中。其中，配电变压器作为配电设备的重要组成部分，因其直接暴露在自然环境，面临更高的风险。因此本文主要以受台风灾害链威胁更高的配电变压器为研究对象[30]。

其停电机理-数据协同的时空预测框架如图 2 所示。首先，通过地理信息系统软件 ArcGIS Pro 提取台风登陆后 12 h 的气象、地理及配电变压器数据，提取因洪涝灾害故障的配电变压器信息。其次，利用 InfoWorks ICM 水文水动力软件建立无管网洪涝水深模型，将模拟洪涝情况输入水淹停电机理模型，初步预测配电变压器停电概率。再次，基于机理模型原理修正多层感知机失函数，得益于机理模型的泛用性，修正后的停电机理-数据协同时空预测模型也可将未发生洪涝的故障配电变压器纳入训练数据集参与寻优。最后，将气象、地理、配电变压器数据及机理模型预测数据作为输入数据集，得到 T 时刻变压器停电概率。基于可靠性模型理论，将配电变压器视作串联模型，对台风登陆后多时间段的停电概率进行累积。考虑到将上一时段设备状态作为输入也可提升模型精度，本研究还将配电变压器前 6 h 时段停电情况作为后 6 h 时段预测输入。当模拟时间到达 12 h 时跳出循环，得到最终停电预测结果。

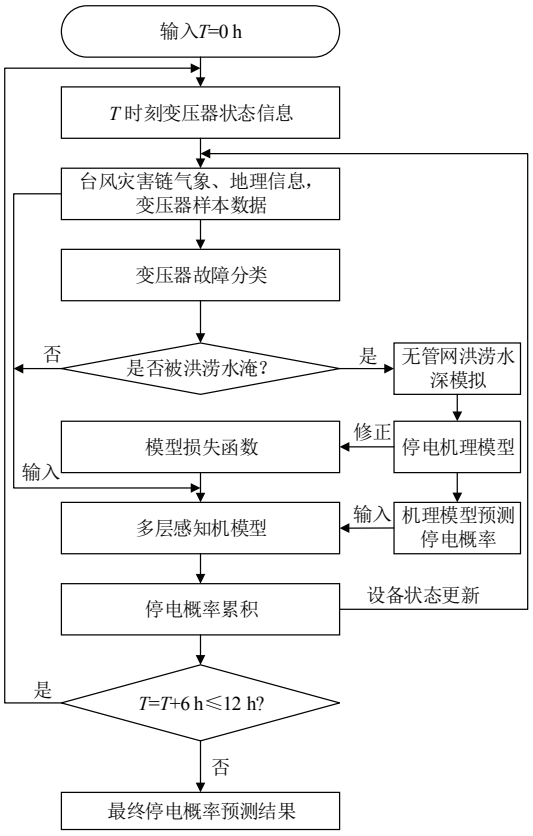


图 2 台风雨洪灾害链下配电变压器停电机理-数据协同的时空预测模型框架

Fig.2 Outage mechanism - data spatiotemporal prediction framework under typhoon-rainfall-flood disaster chain for power distribution transformers

3 无管网洪涝水深预测模型

3.1 无管网洪涝水深预测原理

无管网模拟方法是一种基于地表水文物理机制的城市内涝快速模拟技术，其通过将地下排水管网系统的雨水消纳能力转化为等效降雨量参数，有

效规避了对复杂管网数据的依赖[31]。该方法以《室外排水设计规范(2021)》规定的“城市内涝防治设计重现期”为基准，通过整合区域防洪设计规范要求，构建城市综合雨水消纳能力评估模型[32]。无管网洪涝模拟的管网概化示意图如图 3 所示。

无管网模拟方法包含 4 个核心模块：首先，基于数字高程模型解析地形特征，精确提取流域汇流路径；其次，整合降雨强度时空数据，建立土壤渗透-地表径流耦合计算模型，量化渗透损失与糙度阻滞对径流量的影响；随后，采用二维水动力模型模拟地表漫流过程，基于浅水方程求解淹没范围动态演变，同步输出水深场与流速场的空间分布；最终，结合地形洼地蓄容特征与土壤排水阈值，构建洪水消退评估体系，实现积水区域空间化表征。

由于一维排水管网模型建模复杂，难以适用大范围研究区域。三维水文水动力模型对地形和边界条件要求高，且本研究无需模拟三维流动和流场结构。因此本研究采用无管网洪涝模拟方法，应用 InfoWorks ICM 仅建立二维水动力模型预测地表水淹情况，可针对中到大范围的区域进行洪涝模拟。

3.2　二维水动力学模型

InfoWorks ICM-2D 模块能够模拟洪水在地表的流动过程，从而获取淹没时间、范围及深度等关键数据。建模时，首先需导入地面高程模型，并借助地理信息系统导入城市建筑物及其他障碍物数据。完成基础数据导入后，二维模型将自动生成三角计算网格。网格生成器通过设定最大三角形面积和最小三角形角度来控制网格分辨率，并支持在不同区域应用差异化分辨率。最终，二维模型将计算每个三角形网格内的积水深度和流速，从而输出地面积水的深度分布、漫溢路径等详细结果。

利用 InfoWorks ICM-2D 模块建立地表二维水动力学模型，通过求解浅水方程(shallow water equations, SWE)模拟地表洪水流向。SWE 假设水流基本是水平的，即在垂直坐标上的速度变化可以忽略不计，具体如式(1)—(3)所示。

$$\frac{\partial l}{\partial t}+\frac{\partial (lu)}{\partial x}+\frac{\partial (lv)}{\partial y}=\sum_{k=1}^{m}q_k \tag{1}$$

$$\frac{\partial (lu)}{\partial t}+\frac{\partial}{\partial x}\left(lu^2+\frac{gl^2}{2}\right)+\frac{\partial (luv)}{\partial y}-\frac{\partial}{\partial x}\left(\varepsilon l\frac{\partial u}{\partial x}\right)-\frac{\partial}{\partial y}\left(\varepsilon l\frac{\partial u}{\partial y}\right)=gl\left(S_{0,x}-S_{\mathrm{f},x}\right)+\sum_{k=1}^{m}q_k u_k \tag{2}$$

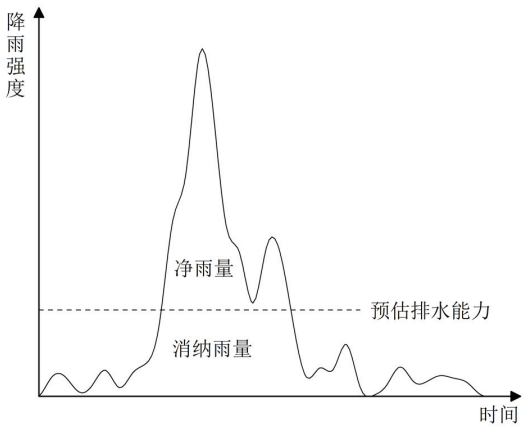


图 3　无管网洪涝模拟的管网概化示意图

Fig.3　Schematic diagram of pipe network generalization for flood simulation without pipe network

$$\frac{\partial (lv)}{\partial t}+\frac{\partial}{\partial x}\left(lv^2+\frac{gl^2}{2}\right)+\frac{\partial (luv)}{\partial x}-\frac{\partial}{\partial x}\left(\varepsilon l\frac{\partial v}{\partial x}\right)-\frac{\partial}{\partial y}\left(\varepsilon l\frac{\partial v}{\partial y}\right)=gl\left(S_{0,y}-S_{\mathrm{f},y}\right)+\sum_{k=1}^{m}q_k v_k \tag{3}$$

式中：l 为地表水深；u 和 v 分别是水流在 x 轴和 y 轴方向上的速度分量；q_k 是单位面积第 k 个网格的源流量；u_k 和 v_k 分别是第 k 个网格水流在 x 轴和 y 轴方向上的速度分量；g 是重力加速度；ε 是涡粘系数；$S_{0,x}$ 和 $S_{0,y}$ 分别是在 x 轴和 y 轴方向上的地表坡度；$S_{\mathrm{f},x}$ 和 $S_{\mathrm{f},y}$ 分别是在 x 轴和 y 轴方向上的摩擦坡降；m 为源流量个数。

构建二维水动力学模型时，核心输入数据包括地表高程数据、下垫面类型及台风登陆后降雨数据。地表高程数据分辨率为 30 m，可以整体反映地形变化，满足模型计算需求。根据国家土地利用类型一级分类标准及本文需要，将研究区域的下垫面类型划分为 7 种类型：耕地、林地、草地、自然裸地、人造地表、水地和湿地。以曼宁系数表征坡面流阻力，曼宁系数越大，水流速度越慢，同流量下水深越深，某汇水区下垫面类型及曼宁系数如表 1 所示。台风登陆后的降水数据时间分辨率为 15 min，模拟时长设定为台风登陆后 12 h。以上数据均来源于广东省电力科学研究院。

4　基于水淹停电机理的损失函数构建

4.1　传统损失函数构建

传统多层感知机模型中损失函数构建方法是在最小化模型输出预测误差的同时保持较低的模型

复杂度，以避免过拟合，目标函数如式(4)所示。

$$F_{\text{obj}}=\arg\min_{f}E_{\text{Loss}}\left(\hat{Y},Y\right)+\lambda U\left(f\left(r;w,b\right)\right) \tag{4}$$

式中：Y 为真实数据集；$\hat{Y}$ 为模型预测数据集；$E_{\text{Loss}}\left(\hat{Y},Y\right)$ 为模型自生带来的经验误差；$U(\cdot)$ 为正则化函数，用于衡量模型的复杂度；$f(r;w,b)$ 为神经网络的映射函数，其中 r 表示输入样本数据，w 和 b 分别表示网络中的权重参数与偏置参数；λ 为正则化系数，用于控制正则化项的强度。

本研究使用均方误差(mean squared error, MSE)作为模型经验误差[33]，均方误差损失函数如式(5)。在寻优过程中，通常利用梯度下降等优化算法，找到使目标函数最小的权重 w 和偏置 b。由于在神经网络中，权重 w 是模型的主要参数，决定了模型的复杂度和拟合能力。偏置 b 通常对模型的复杂度影响较小，因此本研究不将偏置参与正则化。正则化项见式(6)：

$$E_{\text{Loss}}\left(\hat{Y},Y\right)=\frac{1}{n}\sum_{s=1}^{n}\left(y_s-\hat{y}_s\right)^2 \tag{5}$$

$$\lambda U\left(w\right)=\lambda_1\left\|\boldsymbol{W}\right\|_1+\lambda_2\left\|\boldsymbol{W}\right\|_2 \tag{6}$$

式中：n 为样本总数量；s 为样本的索引变量；$y_s\in Y$，$\hat{y}_s\in\hat{Y}$；λ_1 和 λ_2 分别是 L_1 和 L_2 正则化项的正则化参数，用于控制正则化强度；$\boldsymbol{W}$ 为神经网络权重矩阵。

4.2 水淹停电机理模型

传统多层感知机能够解决大部分预测问题。然而，在实际问题中，模型性能受样本数量影响较大。在台风灾害链情景下，停电样本通常占比较小，会面临样本不均衡的问题。同时，台风所引发的洪涝次生灾害对配电变压器这类配电设备影响较大，传统神经网络模型并不能保证训练出的预测模型能够产生与配电设备停电机理相一致的结果[34]。因此本研究在损失函数中引入水淹停电机理，修正预测模型的训练过程。在保证预测精度的前提下，解决样本不均衡问题，提升模型的可解释性，获得符合停电机理的预测方案。

同时，由于洪涝灾害在台风离境后依旧会持续较长时间，在考虑配电变压器停电概率因水位升高而增加的同时，还应考虑长时间水浸对停电概率的动态累积效应。因此，利用可靠性模型研究水淹时间对配电变压器停电概率的累积效应。

在台风登陆引发暴雨初期，配电变压器故障概率主要与台风风速、空气湿度等短时气象因素相关[35]。但随着降雨量的持续增加，洪涝水深不断累积。当配电变压器所在水深超过防洪阈值时，其故障停电概率将随水位增加迅速上升。结合历史数据，使用指数函数能够较好地拟合配电变压器停电概率与积水深度的关系[36]。如图 4 所示，指数函数拟合主要有两种方式[37]。其中曲线 1 适用于随洪涝水深增长，配电变压器停电故障风险急剧上升的情景；曲线 2 适用于配电变压器故障风险增长速率随洪涝水深增加而逐渐减缓的场景。

当配电设备所在区域的积水高度超出其防涝设计高度时，配电设备的故障率将快速上升。因此，本研究选择曲线 1 以反映故障概率随水位上升而快速增加的特性。在台风登陆后 t 时刻配电变压器停电概率如式(7)所示，表达了配电变压器停电率与积水深度的关系，反映了配电变压器在不同积水深度下的失效风险。

表 1 某汇水区下垫面类型及曼宁系数

Table 1 Underlying surface types and Manning's coefficients for a catchment area

下垫面类型		曼宁系数
可渗透地表	耕地	0.17
	林地	0.8
	草地	0.24
	自然裸地	0.05
不可渗透地表	人造地表	0.011 8
其他	水地	0
	湿地	
总计		0.100 2

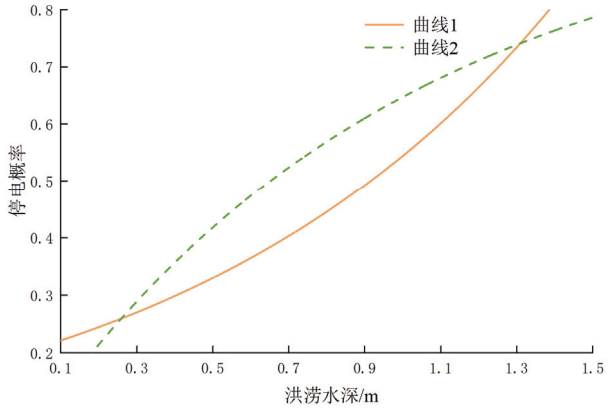


图 4 常用的指数拟合函数曲线示意图

Fig.4 Schematic diagrams of commonly used exponential fitting function curves

$$\eta\left(t,h(t)\right)=\begin{cases}1, & H+D<h(t)\\ \zeta\exp(\dfrac{h(t)-H}{\gamma D}), & H<h(t)\le H+D\\ 0, & h(t)\le H\end{cases} \tag{7}$$

式中：η 为台风登陆后 t 时刻配电变压器停电概率；$h(t)$ 为 t 时刻配电变压器位置积水深度；D 为配电变压器的设计防洪水深阈值；H 为配电变压器安装位置与所处地表的相对高度，即设备防洪抬升高度；ζ 为衰减系数，根据《电气装置安装工程验收规范》规定：配电设备安装平台高程允许误差≤1 cm，ζ 取值为 0.000 1；γ 为阻尼系数，基于故障变压器拟合取值为 0.089。

考虑到市面上的配电变压器基本在内部任意元件损坏后便停止工作，因此本研究将配电变压器近似等效为串联系统。同时，积水深度可能随时间变化，配电变压器可靠性也会随之变化。为动态反映配电变压器状态，配电变压器在时间段 $[t,t+\Delta t]$ 内的累积停电概率为 $\int_t^{t+\Delta t}\eta(\tau)\mathrm{d}\tau$。

配电变压器在短时间间隔 Δt 内发生停电事件可以视为一个稀有事件，因此假设配电变压器在 Δt 内的停电事件概率服从泊松分布，则配电变压器在 $[t,t+\Delta t]$ 时间段内的可靠性如式(8)所示：

$$R(\Delta t)=\exp(\int_t^{t+\Delta t}-\eta(\tau)\mathrm{d}\tau) \tag{8}$$

配电变压器在 $[t,t+\Delta t]$ 时间内的预测停电概率 $\hat{P}$ 如式(9)所示：

$$\hat{P}(\Delta t)=1-R(\Delta t)=1-\exp(\int_t^{t+\Delta t}-\eta(\tau)\mathrm{d}\tau) \tag{9}$$

当 Δt 足够小时，可将式(9)简化为式(10)。

$$\hat{P}(\Delta t)=1-\exp(-\eta(\Delta t)\Delta t) \tag{10}$$

利用可靠性模型理论中的串联模型，可按式(11)计算配电变压器在时间段 $[t,t+T]$ 内的停电概率。

$$\hat{P}(t)=1-\prod_t^T\exp(-\eta(\Delta t)\Delta t)=1-\exp(-\sum_t^T\eta(\Delta t)\Delta t) \tag{11}$$

4.3　基于水淹停电机理的损失函数修正

由式(7)—(11)可知配电变压器停电概率随洪涝水深的增加呈指数上升，这符合一般物理规律。在同一时刻 t 上的两个处于不同水深配电变压器应该遵守式(12)。

$$P\left(t,h_1(t)\right)-P\left(t,h_2(t)\right)\le 0,\ h_1(t)<h_2(t) \tag{12}$$

式中：$P\left(t,h_1(t)\right)$ 表示 t 时刻处于积水深度 $h_1(t)$ 下配电变压器停电概率；$P\left(t,h_2(t)\right)$ 表示 t 时刻处于积水深度 $h_2(t)$ 下配电变压器停电概率。

传统神经网络在预测停电概率时，尽管预测精度较高，但并未严格遵守式(12)。这导致传统神经网络可解释性较差，难以用于解决实际工程问题。为此，本研究在传统损失函数基础上添加基于水淹停电机理的损失项。

$$\Delta(i,t)=\hat{P}\left(t,h_i(t)\right)-\hat{P}\left(t,h_{i+1}(t)\right) \tag{13}$$

$$E_{\mathrm{MCLoss}}=\frac{1}{N_{\mathrm{t}}\left(N_{\mathrm{i}}-1\right)}\sum_{t=1}^{N_{\mathrm{t}}}\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{i}}-1}f_{\mathrm{ReLU}}\left(\Delta(i,t)\right) \tag{14}$$

式中：$\hat{P}\left(t,h_i(t)\right)$ 表示 t 时刻处于积水深度 $h_i(t)$ 下配电变压器预测停电概率；$\Delta(i,t)$ 为预测概率差值，i 为配电变压器代号；E_{MCLoss} 为基于停电机理的损失项；N_{t} 为时间步的数量；N_{i} 是所有配电变压器数量；$f_{\mathrm{ReLU}}(\cdot)$ 为修正线性单元(rectified linear unit, ReLU)，用于捕捉违反水淹机理停电机理的情况。

基于经验误差、正则化项及停电机理损失项(即式(5)，(6)，(14))，可获得完整的 OM-DCSP 损失函数，其模型如式(15)所示：

$$\begin{aligned}F_{\mathrm{obj}}=&\arg\min_f E_{\mathrm{Loss}}\left(\hat{Y},Y\right)+\\ &\lambda U\left(f\left(x;w,b\right)\right)+\lambda_{\mathrm{MC}}E_{\mathrm{MCLoss}}\end{aligned} \tag{15}$$

式中：λ_{MC} 为机理模型损失函数的系数。通过惩罚违反物理定律的预测，模型能够生成更符合停电机理的预测结果。由于该机理适用于所有配电变压器，没有发生水淹事件的配电变压器也可纳入 OM-DCSP 模型的训练中，提高模型泛化能力的同时解决了数据不平衡问题。

5　算例分析

5.1　算例背景

为验证所提方法在工程实际应用中的可行性，本研究将以超强台风“摩羯”(2024)下的广东省某市全市配电变压器为研究对象。该台风过境广东省某市后，引发局地短时强降水和雷雨大风等强对流天气。台风期间阵风系数平均值为 1.8，测得 10 min 平均风速最大值为 45.4 m/s，3 s 阵风风速最大值为 63.8 m/s。带来最大累积降水量达 471.9 mm，为特大暴雨级[38]。台风核心区遭受暴雨灾害最为强烈，出现大面积暴雨甚至特大暴雨灾情。受地形增幅效应影响，本文研究区域局部降雨量远超周边区域，极易引发大规模洪涝灾害，给配电变压器带来较高停电风险。

5.2　数据预处理

本文中各类输入特征数据包括土地覆盖类型、地理高程、坡度、坡向、平均温度、相对湿度、阵

风风速、总降雨量、最大风速及配电变压器到台风眼距离。考虑到输入变量类型众多，单位、量纲不统一，不利于模型训练，因此将所有数据均通过归一化公式等比例缩放至 0~1 的范围内。各类输入特征数据如表 2 所示。

5.3 无管网台风洪涝模拟

依据《室外排水设计规范，2021》和研究区域《暴雨强度公式》[39]，本研究将研究区域城市降水消纳能力设置为 30 年一遇洪水，超出消纳能力的降水量将作为地表径流参与无管网洪涝模型计算，并得出地表洪涝范围及水深。

将台风登陆后降雨数据输入无管网洪涝预测模型，得到广东省某市水淹情况，预测结果基本能涵盖主要积水区域以及湖泊、河流等易涝区，预测精度较好。无管网洪涝模拟可获得研究区域配电变压器积水深度数据，提升了预测模型在实际工程中应用的可行性。所得水深结果将作为停电预测模型输入和机理修正损失函数的构建，某时刻广东省某市不同水深区间配电变压器数量分布如图 5 所示。

5.4 模型性能分析

为验证所提 OM-DCSP 的性能，本研究利用机理模型(mechanism model, MM)和 3 个常见的数据驱动模型作为对照组，分别为：机理数据融合模型(mechanism data fusion model, MFM)、多层感知机(multi-layer perceptron, MLP)及极端随机树模型(extra trees, ET)。所有模型都经过充分训练，其中 MFM 是由 OM-DCSP 的基础上去除基于停电机理的损失项得到，即损失项系数 $\lambda_{MC}=0$，仅将机理模型预测结果纳入输入数据集参与模型训练。MLP 则是在 MFM 的基础上进一步去除机理模型预测数据，仅依靠气象、地理及配电变压器停电数据训练模型。ET 模型输入数据与 MLP 相同，由于其在台风灾害下具有较好的性能，因此将其纳入对照组。

在评估指标选择上，除了使用传统的均方根误差(root mean square error, RMSE)评估模型精度，本研究还引入机理不一致性指标(mechanism mean inconsistency error, MMIE)来评估模型预测结果在物理规律上的一致性。机理不一致性指标如式(14)所示，在对所有预测值的不一致性进行检验后求取平均值获得评估结果。

5.4.1 性能评估对比

在模型训练中，本研究使用随机梯度下降算法对目标函数寻优。为避免模型过拟合，设置了中断

表 2 各类输入特征数据信息

Table 2 A variety of input feature data

因素	特征变量	取值依据
气象数据	最大风速	台风登陆后最大风速
	总降雨量	台风时期降雨量累计
	阵风风速	瞬间极大风速
	平均温度	台风登陆后温度均值
	相对湿度	台风登陆后湿度均值
地理数据	地理高程	海拔高度
	坡度	坡角正切值
	坡向	坡度所面对方向
	土地覆盖类型	地表水域覆盖率
配电设备样本数据	经度	变压器经度
	纬度	变压器纬度
	配电设备与台风距离	变压器到台风眼距离

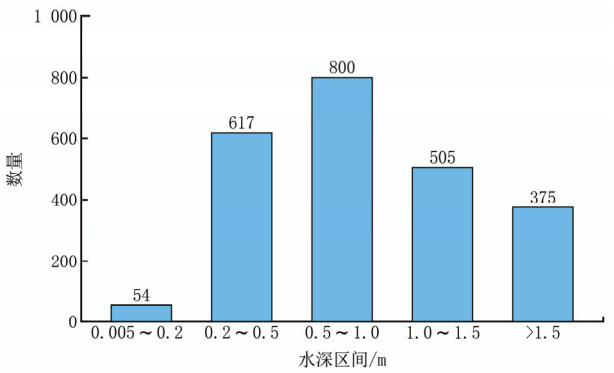


图 5 某时刻广东省某市不同水深区间配电变压器数量分布

Fig.5 The number of distribution transformers across different water depth intervals in a certain city of Guangdong Province at a specific moment

程序。当损失函数在连续 500 个训练循环中没有改善时，训练将提前停止。为证明本研究未对特定问题执行超参数调优，同时保证模型泛化性能，正则化项 L_1 和 L_2 的正则化参数 λ_1 和 λ_2 值在所有实验中均保持为 1。为进一步分析模型性能，避免偶然事件，使用 0 到 1 的随机值来初始化神经网络权重，统计 50 次随机初始化运行后的数据。最终，获得 OM-DCSP 与对照组性能评估如图 6 所示，数据点为 50 次随机初始化结果的平均值，产生的评估数据集以误差棒的形式呈现。

由图 6 可见，MLP 及 ET 不引入任何停电机理数据，直接学习输入数据集与停电概率间的非线性关系，预测误差较高。此外，相较于 MM，ET 拥有较高的预测精度，这说明数据驱动模型能够较好地学习特征数据间的非线性关系，如果有效使用将帮助 MM 弥补精度上的不足。然而，数据驱动模型

在 RMSE 上的提升是以机理不一致性为代价的，停电概率预测平均误差达到 0.2 以上。MLP 及 ET 在改善预测精度上有一定效果，但在捕获故障率与洪涝次生灾害信息时有较大误差，可解释性差。

若将机理模型输出融入训练数据集，可以得到 RMSE 值更低的 MFM。这是因为机理模型的输出包含有关配电变压器停电的重要物理信息，当其与数据驱动模型结合时可有效提升最终预测精度，缓解机理不一致性的问题。但是，由于机理模型的输出仅包含部分物理信息，MFM 在训练时只能通过间接的方式分析洪涝次生灾害对配电变压器停电的影响，依旧无法从根本上解决模型违反停电机理和可解释能力弱的问题。相比之下，只有 OM-DCSP 使用机理修正的损失函数，在显著提升预测精度的同时，还大大降低了机理不一致性的值，能够凭借数据驱动模型从物理角度对台风雨洪灾害链停电事件进行有意义的分析。

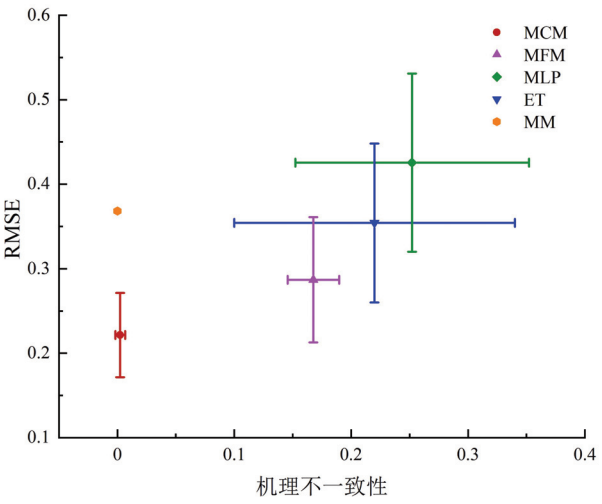


图 6　台风雨洪灾害链下配电变压器停电预测模型性能对比

Fig.6　Performance comparison of distribution network transformer outage prediction models under typhoon-rainfall-flood disaster chain

5.4.2　不同训练规模的影响

训练数据集大小会对模型性能产生显著影响，同时也是检验模型高效性的指标之一。使用较少训练资源实现目标精度的模型在现实生产工作中具有更高的实用性。图 7 及图 8 反映了不同训练集大小对 RMSE 和机理不一致性的影响，与 5.4.1 节一样，统计了 50 次随机初始化运行后的数据。

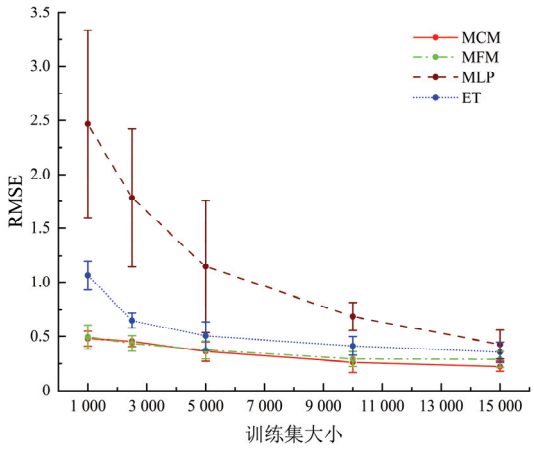


图 7　不同训练规模对模型 RMSE 的影响

Fig.7　Effect of different training sizes on model RMSE

从图 7 中可以看出，所有模型的测试 RMSE 值均随训练规模的增大而减小，但 MLP 的误差棒范围较大。在训练集规模到达 2 500 时，性能表现最差的 MLP 预测精度也要高于单一的机理模型。与对照组相比，即使在训练样本数量较小的情况下 OM-DCSP 的预测能力也是最好。当训练集规模小于 5 000 时，OM-DCSP 相较于 MFM，预测精度几乎保持一致，这说明机理模型预测结果的引入极大地提升了模型预测能力。但随着训练集规模的进一步增大，OM-DCSP 精度要略高于 MFM。这是因为使用基于停电机理的损失函数确保了 OM-DCSP 的学习内容与客观物理规律保持一致，且更大规模数据中的信息能够支持损失函数在模型精度上进一步寻优。

虽然 OM-DCSP 与 MFM 间的预测性能较为接近，但 OM-DCSP 的优势在于大幅降低了机理不一致性。由图 8 可知其他几个对照模型都在一定程度上违反了洪涝水深-停电概率关系，即便提升训练集规模也无法改善这个问题，只有 MFM 能够维持较低的不一致性波动。而 OM-DCSP 即便在较小规模训练集下，也始终保持预测结果符合水淹停电机理。

由图 9 可见，在本算例中，模型训练及验证损失曲线均平滑下降，没有出现剧烈波动或震荡。两条曲线都在 800 轮过后开始收敛并最终趋向一个较低的水平，没有出现过拟合与欠拟合现象。所提 OM-DCSP 能够准确地捕捉输入气象、地理及配电变压器数据中的关系，实现了对训练数据的完美拟合，表明 OM-DCSP 在训练集和测试集上达到了较高的性能，具有良好的泛化能力。

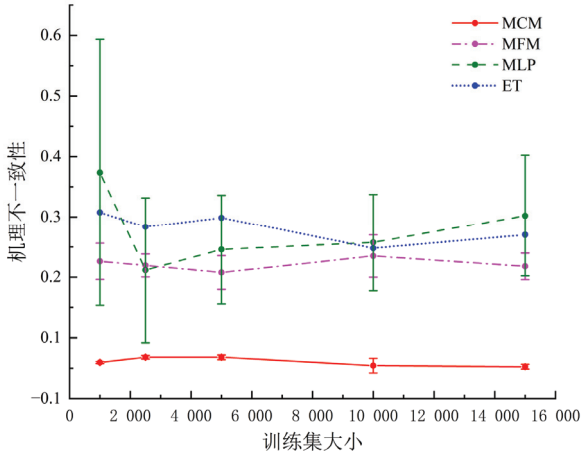


图 8 不同训练规模对模型机理不一致性的影响

Fig.8 Effect of different training scales on model mechanistic inconsistencies

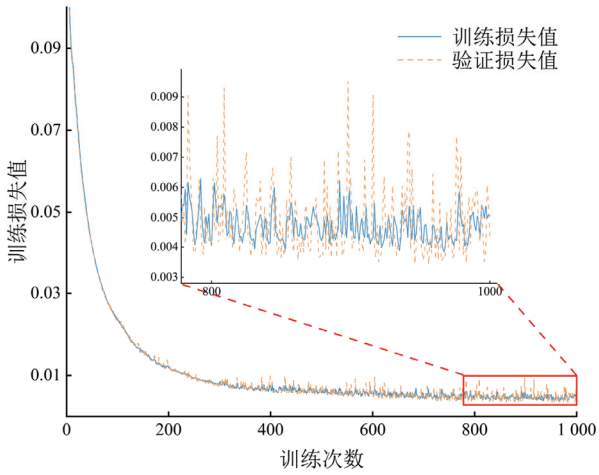


图 9 OM-DCSP 训练及验证损失曲线示意图

Fig.9 Schematic of OM-DCSP training and validation loss curves

5.4.3 模型对超参数的敏感性

为探究机理修正损失函数超参数 λ_{MC} 对 OM-DCSP 结果的影响并确定最优超参数，分析了 RMSE 和机理不一致性两个评价指标随超参数的变化情况如图 10 所示。随着超参数值的上升，对预测模型施加的机理约束也更强，这使得模型输出更符合机理一致性的结果。当 $\lambda_{MC}=10$ 时，模型输出的机理一致性基本达到最优，后续参数的进一步增加带来的提升幅度较小。但是不难发现，当 λ_{MC} 超过最优值时，模型的 RMSE 反而呈现上升趋势。这是因为更大的超参数给予了机理损失项更大的权重，导致模型过度关注机理模型，使得输出结果与机理模型出现同质化现象。在这种情况下，机理模型本身较低的预测精度反而降低了 OM-DCSP 性能。由此可见，超参数对所提模型整体性能影响较大，应该在一个较为平衡合理的范围内选择最优超参数值，合理的超参数选择在保证模型预测精度的同时，还能维持输出的机理一致性。

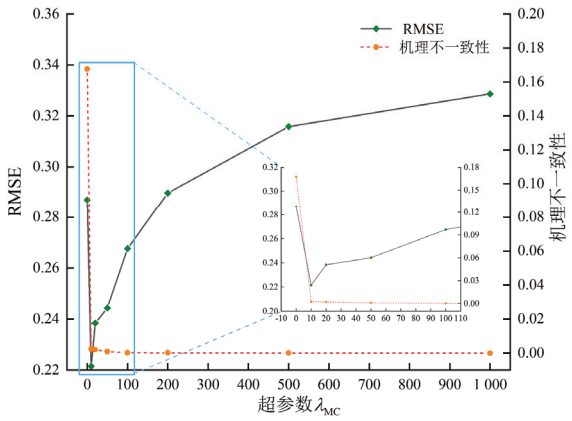


图 10 OM-DCSP 对超参数 λ_{MC} 的敏感性分析

Fig.10 Sensitivity analysis of λ_{MC} to hyperparameters

5.5 预测结果分析

研究区域受台风灾害强风影响，部分配电变压器在台风登陆时便故障停电。随后，受台风链生洪涝灾害影响，长时间水浸导致配电变压器故障概率随时间推移而累积，大量配电变压器在台风离境后发生停电故障，不同时间阶段的预测准确率如图 11 所示。

通过将所有数据点依据 X、Y 坐标的分布范围划分为 25 个抽象网格区域，进而计算每个网格区域内配电变压器停电预测的准确率，能够清晰地揭示不同空间区域之间在停电预测准确率方面的差异。不同抽象区域的停电类型预测准确率分布情况如图 12 所示。其中区域($X1$,$Y1$)和($X5$,$Y5$)位于研究范围之外，所以其准确率为 0。

在配电变压器停电预测方面，模型预测结果较好地还原了真实停电特性，能够准确识别大部分停电区域。通过计算得出本研究所提模型对停电区域整体的预测准确率达到了 79.361%，对停电时间的整体预测准确率达到了 51.825%。所提模型可以较好的反映台风灾害链的致灾特性，具有较高的模型预测精度。

虽然所提模型对停电时间段预测准确率相对较低，但依然能保障至少一半的配电变压器得到及时的停电预警信息，为配电网的灾前预调拨和灾后

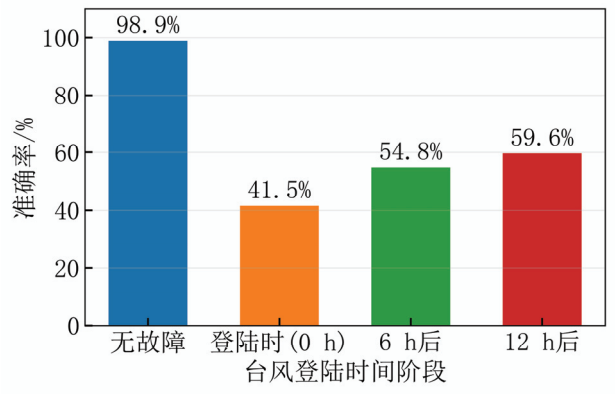


图 11　不同时间阶段的预测准确率

Fig.11　Prediction accuracy rates across different temporal stages

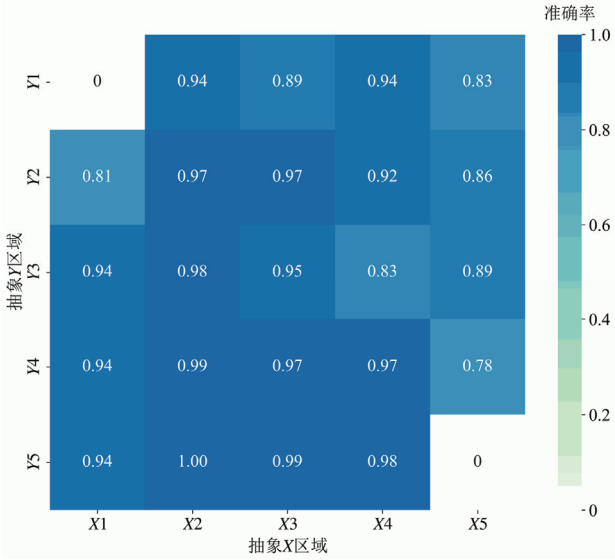


图 12　不同抽象区域的停电类型预测准确率分布

Fig.12　Distribution of prediction accuracy for power outage types across different abstract regions

抢修策略制定提供有效参考，最大化提高防灾救灾资源的利用效率。同时，所提模型严格遵从台风灾害链下配电变压器水淹停电机理，有助于从实际灾害案例出发开展可解释性研究，具有一定工程应用价值。

本文所提模型均在配置为 Intel(R) Core(TM) i7-12700H 2.30 GHz CPU，NVIDIA GeForce RTX 3070ti Laptop GPU，16G RAM 的计算机上部署仿真。图 13 显示了各模型运行耗时分布。可以看出，在 3 h 33 min 内就能够得到结果。其中大部分时间用于城市洪涝模拟。由于台风灾害链的影响通常持续数十小时[40]，因此本文所提出的模型可以为配电网灾害预防提供有效的参考。

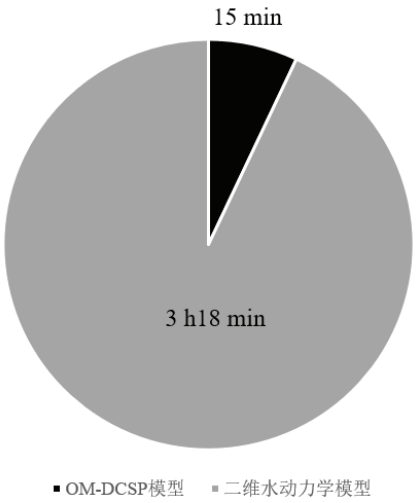


图 13　模型运行耗时分布

Fig.13　Model runtime breakdown

6　结论

针对现有电网台风灾害研究多聚焦于强风直接效应、而忽视雨洪次生灾害影响的局限性，提出了一种停电机理-数据协同时空预测模型，用于量化台风灾害链下配电网设备的停电风险。

1）构建了一种无管网洪涝水深预测模型，该模型无需依赖城市排水管网信息，能够有效弥补台风雨洪灾害链管网数据的缺失，为台风灾害链下雨洪次生灾害的量化分析提供了新的技术手段。

2）通过机理模型修正多层感知机损失函数，解决了传统数据驱动模型在极端场景下泛化能力不足的问题，与单一数据驱动模型或机理模型相比，不仅有更好的泛化能力，而且使模型输出的停电概率预测结果严格符合物理规律。

需要指出的是，本研究尚有待进一步实际案例检验。未来可更深层次探索机理模型与数据驱动模型的耦合方式，探索一种更加精确的配电变压器故障概率与水深关系的拟合方式，从而减少模型对单一参数的依赖。在构建二维水动力模型时逐步纳入台风杂物堵塞效应，提升洪涝预测精细度，并基于故障时空预测结果开展考虑灾后路网泛洪的配电网抢修路径优化研究，确保抢修队伍能快速响应灾情。

参考文献　References

[1]　WANG Y J, YIN Y Z, SONG L C. Risk assessment of typhoon disaster chains in the Guangdong-Hong Kong-Macau Greater Bay Area, China[J]. Frontiers in Earth Science, 2022, 10: 839733.

[2] 朱海铭，林广发，张明锋，等. 基于灾害风险普查知识库的台风灾害链知识图谱构建[J]. 灾害学，2024，39(1)：209-215.
ZHU Haiming, LIN Guangfa, ZHANG Mingfeng, et al. Construction of typhoon disaster chain knowledge graph based on disaster risk survey knowledge[J]. Journal of Catastrophology, 2024, 39(1): 209-215.

[3] YAO H, ZHANG L, WANG Q, et al. Analysis of the structural response and strengthening performance of prefabricated substation walls under flood loads[J]. Frontiers in Materials, 2023, 10: 1273796.

[4] LI H C, HUANG H C, LIAO W H, et al. Simulation and risk analysis of typhoon, rain and waterlogging in coastal cities: a scenario study of typhoon “In-Fa” close to Fuzhou[C]//2021 3rd International Academic Exchange Conference on Science and Technology Innovation (IAECST). Guangzhou, China: IEEE, 2021: 2070-2075.

[5] TAMAMADIN M, KEE S H, YEE J J. 3D web application of wind prediction under typhoon on coastal cities based on Ensemble k-NN and OpenFOAM[J]. IEEE Access, 2025, 13: 11095-11113.

[6] 侯 慧，高 富，魏瑞增，等. 广东电网遭台风泰利侵袭的输配电设备受损分析及评估[J]. 全球能源互联网，2024，7(5)：499-509.
HOU Hui, GAO Fu, WEI Ruizeng, et al. Analysis and evaluation on damage to transmission and distribution equipment in Guangdong power grid caused by typhoon Talim[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2024, 7(5): 499-509.

[7] 李 鑫. 台风灾害信息物理配电系统受损分析与可靠性评估[D]. 广州：华南理工大学，2023.
LI Xin. Damage analysis and reliability assessment of cyber physical distribution systems under typhoon disasters[D]. Guangzhou, China: South China University of Technology, 2023.

[8] 廖才波，杨金鑫，胡 雄，等. 数据与经验混合驱动下的变压器故障分层诊断方法[J]. 高电压技术，2023，49(5)：1841-1850.
LIAO Caibo, YANG Jinxin, HU Xiong, et al. Hierarchical diagnosis method for transformer faults driven by mixed data and experience[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(5): 1841-1850.

[9] 俞菊芳. 台风灾害下输配电设备失效风险预测关键技术研究[D]. 武汉：武汉理工大学，2021.
YU Jufang. Research on key technology of failure risk prediction of transmission and distribution equipment under typhoon disaster[D]. Wuhan, China: Wuhan University of Technology, 2021.

[10] 杨擎柱，程养春，李斐然，等. 基于现场数据的变压器首次故障率研究[J]. 高电压技术，2022，48(5)：1855-1864.
YANG Qingzhu, CHENG Yangchun, LI Feiran, et al. Study on the first failure rate of transformer based on field data[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(5): 1855-1864.

[11] ZHANG P, LI G F, LUH P B, et al. Risk analysis for distribution systems in the Northeast U. S. under wind storms[C]//2014 IEEE PES General Meeting. National Harbor, USA: IEEE, 2014: 1.

[12] 侯 慧，刘 超，陈 希，等. 基于网格化多源异构数据的台风灾害下杆塔受损数量预测[J]. 高电压技术，2023，49(3)：1205-1212.
HOU Hui, LIU Chao, CHEN Xi, et al. Prediction on number of damaged towers under typhoon disasters based on gridded multi-source heterogeneous data[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(3): 1205-1212.

[13] 陈佳欣. 基于改进随机森林的台风灾害下配电网杆塔故障预警[D]. 南京：南京理工大学，2018.
CHEN Jiaxin. Early warning of grid tower failure under typhoon disaster based on improved random forest[D]. Nanjing, China: Nanjing University of Science and Technology, 2018.

[14] 侯 慧，于士文，肖 祥，等. 基于空间多源异构数据的台风下输电杆塔风险评估[J]. 电力系统自动化，2020，44(10)：127-134.
HOU Hui, YU Shiwen, XIAO Xiang, et al. Risk assessment of transmission tower in typhoon based on spatial multi-source heterogeneous data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(10): 127-134.

[15] 朱 莉，汪小豪，李 豪，等. 不平衡样本下基于变异麻雀搜索算法和改进 SMOTE 的变压器故障诊断方法[J]. 高电压技术，2023，49(12)：4993-5001.
ZHU Li, WANG Xiaohao, LI Hao, et al. Transformer fault diagnosis method based on variation sparrow search algorithm and improved SMOTE under unbalanced samples[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(12): 4993-5001.

[16] 高 富，侯 慧，魏瑞增，等. 台风灾害下基于非平衡样本数据的配电网杆塔受损预测[J]. 电力系统自动化，2025，49(23)：89-98.
GAO Fu, HOU Hui, WEI Ruizeng, et al. Tower damage prediction for distribution network based on unbalanced sample data under typhoon disasters[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(23): 89-98.

[17] 谢 庆，王春鑫，李 帆，等. 知识及数据驱动的电力一次设备健康管理方法综述[J]. 高电压技术，2024，50(2)：605-620.
XIE Qing, WANG Chunxin, LI Fan, et al. Review of knowledge and data-driven primary equipment health management methods[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(2): 605-620.

[18] LIU X N, HOU K, JIA H J, et al. A planning-oriented resilience assessment framework for transmission systems under typhoon disasters[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(6): 5431-5441.

[19] 唐文虎，杨毅豪，李雅晶，等. 极端气象灾害下输电系统的弹性评估及其提升措施研究[J]. 中国电机工程学报，2020，40(7)：2244-2254.
TANG Wenhu, YANG Yihao, LI Yajing, et al. Investigation on resilience assessment and enhancement for power transmission systems under extreme meteorological disasters[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(7): 2244-2254.

[20] 陈科技，卞 荣，周为政，等. 台风天气山区地貌某线路跳线风偏事故分析[J]. 高电压技术，2023，49(4)：1507-1514.
CHEN Keji, BIAN Rong, ZHOU Weizheng, et al. Wind-induced flashover incident analysis of jumper considering the effect of typhoon and mountainous topography[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(4): 1507-1514.

[21] 吴勇军，薛禹胜，谢云云，等. 台风及暴雨对电网故障率的时空影响[J]. 电力系统自动化，2016，40(2)：20-29，83.
WU Yongjun, XUE Yusheng, XIE Yunyun, et al. Space-time impact of typhoon and rainstorm on power grid fault probability[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(2): 20-29, 83.

[22] 侯 慧，徐海峰，王少华，等. 含降雨量修正的台风灾害下输电杆塔数据机理联合故障概率预测[J]. 高电压技术，2025，51(4)：1654-1662.
HOU Hui, XU Haifeng, WANG Shaohua, et al. Data mechanism joint failure probability prediction of transmission tower with rainfall Correction under typhoon disaster[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(4): 1654-1662.

[23] 梅 超. 城市水文水动力耦合模型及其应用研究[D]. 北京：中国水利水电科学研究院，2019.
MEI Chao. Development of a coupled urban hydrological-hydrodynamic model and its application[D]. Beijing, China: China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2019.

[24] 董美君. 基于水文水动力模型的洪水过程预报同化方法研究[D]. 西安：西安理工大学，2024.
DONG Meijun. Research on the assimilation method of flood process forecasting based on hydrological and hydrodynamic model[D]. Xi’an,

China: Xi'an University of Technology, 2024.

[25] LIU C S, HU C H, ZHAO C C, et al. Research on urban storm flood simulation by coupling K-means machine learning algorithm and GIS spatial analysis technology into SWMM model[J]. Water Resources Management, 2024, 38(6): 2059-2078.

[26] LIU Z, MERWADE V, JAFARZADEGAN K. Investigating the role of model structure and surface roughness in generating flood inundation extents using one- and two-dimensional hydraulic models[J]. Journal of Flood Risk Management, 2019, 12(1): e12347.

[27] TIAN W C, ZHANG Z Y, BOUFFARD D, et al. Enhancing interpretability and generalizability of deep learning-based emulator in three-dimensional lake hydrodynamics using Koopman operator and transfer learning: demonstrated on the example of lake Zurich[J]. Water Research, 2024, 249: 120996.

[28] WEI H B, WU H, ZHANG L Y, et al. Urban flooding simulation and flood risk assessment based on the InfoWorks ICM model: a case study of the urban inland rivers in Zhengzhou, China[J]. Water Science & Technology, 2024, 90(4): 1338-1358.

[29] 吴　丹，赵　坤，余　晖，等. 利用多普勒雷达数据分析中国华东地区登陆台风轴对称降水特征[J]. 气象学报，2010，68(6)：896-907.
WU Dan, ZHAO Kun, YU Hui, et al. An analysis of spatial and temporal variations in the axisymmetric precipitation structure associated with typhoons making landfall on the southeastern coast of China based on the Doppler radar data[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2010, 68(6): 896-907.

[30] 郭　志，杨士祺. 浅析洪涝灾害对电网影响[J]. 中国战略新兴产业，2018(8)：75.
GUO Zhi, YANG Shiqi. Analysis of the impact of flood disasters on power grids[J]. China Strategic Emerging Industry, 2018(8): 75.

[31] 李泽锦. 基于水动力模拟的城市洪涝及其对交通影响的动态评估[D]. 北京：中国水利水电科学研究院，2020.
LI Zejin. Urban flood simulation based on hydrodynamic model and the traffic impact dynamic evaluation[D]. Beijing, China: China Institute of Water Resources and Hydropower Research, 2020.

[32] 刘　诚. S 项目室外排水设计方案评价与选择[D]. 天津：河北工业大学，2022.
LIU Cheng. Evaluation and selection of outdoor drainage design scheme of S project[D]. Tianjin, China: Hebei University of Technology, 2022.

[33] 张闹闹，杨　帅，刘关平，等. 电子概率密度对气体绝缘强度预测的影响[J]. 高电压技术，2022，48(11)：4323-4329.
ZHANG Naonao, YANG Shuai, LIU Guanping, et al. Influence of electron probability density on prediction for insulation strength[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4323-4329.

[34] 沈　宇. 基于集成学习与多层感知机的电力系统暂态稳定性评估[D]. 武汉：武汉理工大学，2021.
SHEN Yu. Transient stability analysis of power system based on integrated learning and multi-layer perception machine[D]. Wuhan, China: Wuhan University of Technology, 2021.

[35] 相禹维. 台风暴雨灾害下的电力系统风险评估与预防性控制研究[D]. 北京：华北电力大学(北京)，2024.
XIANG Yuwei. Research of power system risk assessment and preventive control under typhoon involved with rainstorm disaster[D]. Beijing, China: North China Electric Power University (Beijing), 2024.

[36] 闫俊杰. 极端暴雨灾害下城市配电网风险评估及韧性提升研究[D]. 西安：西安理工大学，2024.
YAN Junjie. Research on risk assessment and resilience enhancement of urban distribution networks under extreme rainstorm disasters[D]. Xi'an, China: Xi'an University of Technology, 2024.

[37] 王建学，张　耀，吴　思，等. 大规模冰灾对输电系统可靠性的影响分析[J]. 中国电机工程学报，2011，31(28)：49-56.
WANG Jianxue, ZHANG Yao, WU Si, et al. Influence of large-scale ice disaster on transmission system reliability[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(28): 49-56.

[38] WANG Z, HOU H, WEI R Z, et al. A distributed market-aided restoration approach of multi-energy distribution systems considering comprehensive uncertainties from typhoon disaster[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2025, 16(5): 3743-3757.

[39] 吴宗树，陈志权，罗舒萌，等. 吴川市暴雨强度公式的推导及评估[J]. 广东气象，2024，46(4)：20-24.
WU Zongshu, CHEN Zhiquan, LUO Shumeng, et al. Derivation and evaluation of rainstorm intensity formula for Wuchuan[J]. Guangdong Meteorology, 2024, 46(4): 20-24.

[40] 颜悠逸，高　路，陈仁德，等. 福州市 2305"杜苏芮"台风灾害链致灾与成害过程分析[J]. 灾害学，2024，39(4)：228-234.
YAN Youyi, GAO Lu, CHEN Rende, et al. Analysis of disaster and damage process caused by No. 2305 "Doksuri" typhoon disaster chain in Fuzhou city[J]. Journal of Catastrophology, 2024, 39(4): 228-234.



李忠达
2001—，男，硕士生
主要从事电力系统防灾减灾方面的研究工作
E-mail: 316260@whut.edu.cn

LI Zhongda



侯　慧(通信作者)
1981—，女，博士，教授，博导
主要研究方向为电力系统风险评估、能源互联网、电动汽车与电网互动等
E-mail: husthou@126.com

HOU Hui
Ph.D., Professor
Corresponding author

收稿日期　2025-04-21　在线出版日期　2026-01-02　编辑　陈　蔓